



**TUGAS AKHIR - SS 145561**

## **PERAMALAN HARGA DAN PRODUKSI CABAI RAWIT DI PROVINSI JAWA TIMUR**

Nabilah  
NRP 1314 030 095

Pembimbing  
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M. Si.

Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017



**TUGAS AKHIR - SS 145561**

## **PERAMALAN HARGA DAN PRODUKSI CABAI RAWIT DI PROVINSI JAWA TIMUR**

Nabilah  
NRP 1314 030 095

Pembimbing  
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M. Si.

Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017



**FINAL PROJECT - SS 145561**

## **FORECASTING OF PRICE AND PRODUCTION SMALL CHILLI IN EAST JAVA PROVINCE**

Nabilah  
NRP 1314 030 095

Supervisor  
Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M. Si.

Department of Bisnis Statistics  
Faculty of Vocational  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017



## LEMBAR PENGESAHAN

### PERAMALAN HARGA DAN PRODUKSI CABAI RAWIT DI PROVINSI JAWA TIMUR


#### TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Ahli Madya pada  
Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :  
**NABILAH**  
**NRP. 1314 030 095**


**SURABAYA, MEI 2017**

Menyetujui,  
Pembimbing Tugas Akhir

  
**Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M. Si.**  
**NIP. 19660125 199002 1 001**

Mengetahui,  
Kepala Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi ITS



  
**W. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si**  
**NIP. 19740328 199802 1 001**

# **PERAMALAN HARGA DAN PRODUKSI CABAI RAWIT DI PROVINSI JAWA TIMUR**

Nama Mahasiswa : Nabilah  
NRP : 1314030095  
Departemen : Statistika Bisnis-Vokasi ITS  
Dosen Pembimbing : Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M. Si.

## **ABSTRAK**

Cabai merupakan salah satu komoditas sayur-sayuran yang permintaannya cukup tinggi baik untuk pasar domestik maupun ekspor ke mancanegara. Berdasarkan hasil catatan Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, Provinsi Jawa Timur merupakan provinsi penghasil cabai rawit tertinggi di Indonesia. Komoditas cabai menjadi penyumbang utama inflasi di Jawa Timur selama tahun 2016. Selain itu, produksi cabai rawit di Jawa Timur tahun 2014 mengalami peningkatan. Pada tahun 2015 produksi cabai rawit tidak jauh berbeda dengan tahun sebelumnya, akan tetapi harganya lebih tinggi. Salah satu faktor yang menyebabkan harga cabai meningkat adalah biaya produksi yang sudah tinggi di tingkat petani. Untuk menghindari dampak-dampak negatif lainnya yang akan terjadi, maka dilakukan penelitian mengenai peramalan pada harga dan jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur dengan metode ARIMA Box-Jenkins. Hasil penelitian diperoleh bahwa model yang terbaik untuk meramalkan data harga adalah ARIMA (0,0,1) dengan nilai RMSE sebesar 14103,53. Sedangkan model untuk meramalkan data produksi adalah ARIMA (0,0,1) dengan nilai RMSE sebesar 41842,20. Hasil ramalan diperoleh bahwa perkembangan harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur tahun 2017 mengalami penurunan, hal ini dipengaruhi juga oleh jumlah produksi yang mengalami kenaikan.

**Kata kunci :** ARIMA Box-Jenkins, Harga Cabai Rawit, Produksi Cabai Rawit, Peramalan

*Halaman Ini Sengaja Dikosongkan*





# FORECASTING OF PRICE AND PRODUCTION SMALL CHILLI IN EAST JAVA PROVINCE

Name : Nabilah  
NRP : 1314030095  
Departement : Statistika Bisnis-Vokasi ITS  
Supervisor : Dr. Brodjol Sutijo Ulama, M. Si.

## ABSTRACT

*Chilli is one of the vegetable commodities that demand is high enough for both domestic and export markets to foreign countries. Based on the records of the Center for Agricultural Data and Information Systems, East Java Province is the province of the largest small chilli in Indonesia. Chilli commodities become the main contributor to inflation in East Java during 2016. In addition, the production of small chilli in East Java in 2014 increased. By 2015 the production of small chilli is not much different from the previous year, it will be cheaper. One factor that causes the price of chili to increase is the high production cost at the farm level. To avoid other negative impacts on production in East Java Province with ARIMA Box-Jenkins method. The results obtained by the best model to forecast ARIMA price data (0.01) with RMSE value equal to 14103,53. While the model to forecast production data is ARIMA (0.01) with RMSE value equal to 41842.20. The result of the increase in price of small chilli plant in East Java Province in 2017 has decreased, this is also done by the amount of production that has increased.*

**Kata kunci :** ARIMA Box-Jenkins, Price, Production, Forecast

*This page intentionally left blank*



## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, nikmat, ridho serta hidayah yang telah diberikan. Sholawat serta salam tetap tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW atas suri tauladan yang telah diberikan, sehingga laporan Tugas Akhir yang berjudul **“Peramalan Harga dan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur”** dapat terselesaikan. Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada orang-orang serta pihak-pihak tersebut.

1. Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M. Si. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah memberikan pengarahan serta masukan-masukan yang sangat berarti bagi penulis sebagai sebuah wawasan baru.
2. Dra. Destri Susilaningrum, M.Si dan Noviyanti Santoso, S.Si,M.Si selaku dosen penguji penulis yang telah memberikan berbagai kritik dan saran yang membangun sehingga laporan Tugas Akhir ini menjadi lebih baik.
3. Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si selaku Kepala Program Studi DIII serta validator Tugas Akhir penulis dan dosen wali yang telah memberikan banyak bantuan, masukan dan nasihat selama masa perkuliahan.
4. Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M. Si selaku Kepala Departemen Statistika Bisnis.
5. Bapak dan Ibu dosen serta seluruh karyawan Program Studi DIII Departemen Statistika Bisnis atas bantuan dan ilmu yang bermanfaat.
6. Pihak-pihak Dinas Perdagangan dan serta Dinas Pertanian dan Ketahanan Pangan Provinsi Jawa Timur yang telah bersedia membantu penulis dalam mendapatkan data serta informasi seputar cabai.

7. Dinas Sosial Kalijudan Surabaya yang telah memberikan biaya perkuliahan serta dukungan dan motivasi kepada penulis hingga penyelesaian Tugas Akhir ini.
8. Kedua orang tua yang telah memberikan doa serta dukungan, sehingga penulis dapat menjalani kuliah dan dapat mengerjakan laporan Tugas Akhir ini.
9. Fany, Nida, Penta, Indana, Firda yang selalu bersedia meluangkan waktunya untuk membantu penulis, memberi dukungan serta menjawab pertanyaan-pertanyaan penulis.
10. Teman-teman seangkatan Diploma III 2014 dan pihak lain yang telah membantu dan memberikan semangat dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

Dalam penulisan Tugas Akhir ini penulis merasa masih banyak kekurangan baik pada teknis penulisan maupun materi, mengingat akan kemampuan yang dimiliki penulis. Untuk itu, kritik dan saran dari semua pihak sangat penulis harapkan demi penyempurnaan pembuatan Tugas Akhir ini. Semoga laporan Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi pembaca serta semua pihak yang terkait.

Surabaya, 12 Juni 2017

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	iv
<b>ABSTRACT</b> .....	v
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	vi
<b>DAFTAR ISI</b> .....	viii
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	x
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xi
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xii
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah (Permasalahan) .....	3
1.3 Tujuan .....	3
1.4 Manfaat .....	3
1.5 Batasan Masalah .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Analisis <i>Time Series</i> .....	5
2.2 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA) .....	8
2.3 Pemilihan Model Terbaik .....	12
2.4 Cabai .....	13
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1 Sumber Data .....	15
3.2 Variabel Penelitian .....	15
3.3 Struktur Data.....	15
3.4 Metode Analisis .....	16
3.5 Diagram Alir .....	18
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Karakteristik Harga dan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	19
4.2 Hasil Ramalan Harga dan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	25

<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1 Kesimpulan .....	37
5.2 Saran .....	37
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>39</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>41</b>
<b>BIODATA PENULIS</b>	

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b> Tabel Transformasi Box-Cox .....	6
<b>Tabel 2.2</b> Bentuk ACF dan PACF Identifikasi Model ARIMA Non-Musiman .....	9
<b>Tabel 3.1</b> Struktur Data.....	15
<b>Tabel 4.1</b> Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Harga Cabai Rawit .....	29
<b>Tabel 4.2</b> Uji Diagnosa <i>White Noise</i> Harga Cabai Rawit .....	30
<b>Tabel 4.3</b> Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> Harga Cabai Rawit .....	30
<b>Tabel 4.4</b> Pemilihan Model Terbaik Harga .....	31
<b>Tabel 4.5</b> Peramalan Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017 .....	31
<b>Tabel 4.6</b> Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Produksi Cabai Rawit .....	34
<b>Tabel 4.7</b> Uji Diagnosa <i>White Noise</i> Produksi Cabai Rawit .....	35
<b>Tabel 4.8</b> Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> Produksi Cabai Rawit ..	35
<b>Tabel 4.9</b> Peramalan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017 .....	36



*Halaman Ini Sengaja Dikosongkan*



## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir .....	18
<b>Gambar 4.1</b> Perkembangan Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016 .....	19
<b>Gambar 4.2</b> <i>Box Plot</i> Harga Cabai Rawit Per Tahun.....	20
<b>Gambar 4.3</b> Rata-rata Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016 Berdasarkan Bulan...	21
<b>Gambar 4.4</b> <i>Box Plot</i> Harga Cabai Rawit Per Bulan .....	21
<b>Gambar 4.5</b> Perkembangan Jumlah Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016.....	22
<b>Gambar 4.6</b> <i>Box Plot</i> Produksi Cabai Rawit Per Tahun .....	23
<b>Gambar 4.7</b> Rata-rata Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016 Berdasarkan Bulan .....	24
<b>Gambar 4.8</b> <i>Box Plot</i> Produksi Cabai Rawit Per Bulan.....	24
<b>Gambar 4.9</b> <i>Plot Time Series</i> Data Harga Cabai Rawit Provinsi Jawa Timur .....	25
<b>Gambar 4.10</b> <i>Plot Box-Cox</i> Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	26
<b>Gambar 4.11</b> Hasil Transformasi Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	27
<b>Gambar 4.12</b> <i>Plot ACF</i> Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur.....	27
<b>Gambar 4.13</b> <i>Plot Time Series</i> Hasil Transformasi Harga Cabai Rawit.....	28
<b>Gambar 4.14</b> <i>Plot ACF</i> dan <i>PACF</i> Data Transformasi Harga Cabai Rawit.....	28
<b>Gambar 4.15</b> <i>Plot Time Series</i> Data Produksi Cabai Rawit Provinsi Jawa Timur .....	32
<b>Gambar 4.16</b> <i>Plot Box-Cox</i> Data Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	33
<b>Gambar 4.17</b> <i>Plot ACF</i> dan <i>PACF</i> Data Produksi Cabai Rawit .....	33

*Halaman Ini Sengaja Dikosongkan*



## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Lampiran 1.</b> Surat Kevalidan Data .....	41
<b>Lampiran 2.</b> Data Harga dan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	43
<b>Lampiran 3.</b> Transformasi $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$ Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	44
<b>Lampiran 4.</b> Syntax ARIMA SAS Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	45
<b>Lampiran 5.</b> <i>Output</i> ARIMA SAS Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	49
<b>Lampiran 6.</b> Syntax ARIMA SAS Data Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	53
<b>Lampiran 7.</b> <i>Output</i> ARIMA SAS Data Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur .....	56
<b>Lampiran 8.</b> Nilai Akurasi MAPE dan RMSE Data Harga Cabai .....	59
<b>Lampiran 9.</b> Nilai Akurasi MAPE dan RMSE Data Produksi Cabai .....	61

*Halaman Ini Sengaja Dikosongkan*

## **BAB I**

## **PENDAHULUAN**



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Komoditas hortikultura merupakan komoditas yang potensial, selain memiliki nilai ekonomi yang tinggi juga merupakan salah satu sektor yang berkembang pesat dalam pertanian Indonesia. Jenis tanaman yang dibudidayakan dalam hortikultur meliputi buah-buahan, sayur-sayuran, bunga dan tanaman hias. Salah satu subsektor yang berperan dalam mendukung perekonomian nasional adalah komoditas sayur-sayuran. Hal ini dikarenakan sayur-sayuran memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan dapat menjadi sumber pendapatan bagi masyarakat. Selain itu juga sub sektor pertanian ini telah memberikan kontribusi terhadap pendapatan nasional produk domestik (Rosyid, 2014).

Cabai merupakan salah satu komoditas sayur-sayuran yang permintaannya cukup tinggi baik untuk pasar domestik maupun ekspor ke mancanegara. Selain terkenal akan rasa pedasnya, cabai juga menjadi salah satu komoditas paling populer di dunia (Muliana, 2017). Jenis cabai memang banyak sekali dan beragam rasa, namun hanya sebagian jenis varietas yang bisa di budidayakan, yakni cabai besar, cabai rawit dan cabai hibrida. Cabai rawit merupakan cabai yang berukuran kecil dengan panjang sekitar 2-4 cm (Agrotani, 2016). Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian mencatat berdasarkan rata-rata kontribusi produksi cabai rawit tahun 2010-2014, sentra produksi cabai rawit di Indonesia terdapat di Provinsi Jawa Timur (31,6%), Jawa Barat (15,44%), Jawa Tengah (12,13%), Sumatera Utara (5,89%), Aceh (5,30%), Nusa Tenggara Barat (4,67%) dan Bali (2,82%) (Indarti, 2015). Dari hasil catatan diatas, dapat diketahui bahwa Provinsi Jawa Timur adalah provinsi penghasil cabai rawit terbesar di Indonesia.

Komoditas cabai menjadi penyumbang utama inflasi di Jawa Timur selama tahun 2016. Pada bulan Desember 2016, Provinsi Jawa Timur tercatat mengalami inflasi sebesar 0,56 persen. Cabai rawit termasuk dalam 5 komoditas utama yang memberikan andil terbesar inflasi pada Desember 2016 (Ibrahim, 2017). Selain itu, produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2013 mengalami penurunan sebesar -6,78 persen dibandingkan produksi tahun 2012. Sedangkan pada tahun 2014 mengalami peningkatan sebesar 4,98 persen dan tahun 2015 produksi cabai rawit tidak jauh berbeda dengan tahun sebelumnya, akan tetapi harganya cukup tinggi sekitar Rp. 57.500/kg (Agribisnis, 2015). Ada beberapa dampak yang menjadi pemicu kenaikan harga cabai, antara lain adalah faktor cuaca, penyerangan hama, spekulasi tengkulak, buruknya pengelolaan stok pangan nasional dan lemahnya regulasi pengaturan harga oleh Pemerintah (Santoso, 2016). Selain itu, faktor lain yang menyebabkan harga cabai meningkat adalah biaya produksi yang sudah tinggi di tingkat petani. Biaya produksi itu meliputi benih, pupuk, air dan jauhnya akses dari kebun cabai ke pengumpul (Pahlevi, 2016). Untuk menghindari dampak-dampak negatif yang akan terjadi, dilakukan peramalan pada harga dan jumlah produksi cabai rawit khususnya di Provinsi Jawa Timur.

Seperti yang telah dilakukan oleh Muharlis (2007) mengenai Peramalan dan Faktor-Faktor Penentu Fluktuasi Harga Cabai Merah di Enam Kota Besar di Jawa-Bali, didapatkan hasil bahwa metode peramalan terbaik untuk harga cabai merah besar maupun harga cabai merah keriting adalah metode SARIMA untuk semua kota, pola data harga cabai juga memperlihatkan bahwa terjadi fluktuasi yang sangat besar selama lima tahun terakhir dan faktor yang mempengaruhi perubahan harga adalah harga jual cabai merah di tingkat produksi. Pada penelitian yang telah dilakukan oleh Aryasita (2013) mengenai Analisis Fungsi Transfer pada Harga Cabai Merah yang Dipengaruhi oleh Curah Hujan di Surabaya, menghasilkan peramalan bahwa dari pemodel harga cabai rawit yang dipengaruhi oleh curah hujan selama tahun

2013 menunjukkan bahwa harga cabai berkisar antara 14 ribu hingga 58 ribu per kg.

Pada penelitian ini akan menganalisis mengenai peramalan perkembangan harga dan jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur. Metode yang digunakan adalah metode ARIMA Box-Jenkins untuk melakukan peramalan pada periode yang akan datang. Metode ARIMA Box-Jenkins memiliki beberapa keuntungan, yaitu memiliki tingkat akurasi peramalan yang cukup tinggi karena dalam pemilihan model, metode ini dapat memilih residual yang bernilai kecil. Selain itu juga metode ARIMA Box-Jenkins cocok digunakan untuk meramal sejumlah variabel dengan cepat, sederhana dan akurat karena hanya menggunakan data masa lalu dari variabel yang akan diramal dalam jangka pendek.

## **1.2 Perumusan Masalah (Permasalahan)**

Berdasarkan latar belakang yang telah dibahas didapatkan beberapa rumusan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana karakteristik perkembangan harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur ?
2. Bagaimana model dan hasil ramalan yang sesuai untuk harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur dalam satu tahun kedepan ?

## **1.3 Tujuan**

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mendeskripsikan karakteristik perkembangan harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur.
2. Mendapatkan model dan hasil ramalan yang sesuai untuk harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur dalam satu tahun kedepan.

#### **1.4 Manfaat**

Manfaat yang diperoleh dari hasil penelitian ini adalah untuk pemerintah Provinsi Jawa Timur dapat meminimalisir adanya dampak kekurangan persediaan cabai dengan mengetahui jumlah produksi yang dapat diproduksi oleh petani cabai rawit pada periode mendatang dan mengetahui harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur.

#### **1.5 Ruang Lingkup / Batasan Masalah**

Ruang lingkup permasalahan dalam penelitian ini adalah data perkembangan harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur selama bulan Januari tahun 2012 hingga Desember tahun 2016, dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins.

## **BAB II**

## **TINJAUAN PUSTAKA**



## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisis *Time Series*

Analisis *time series* merupakan salah satu teknik analisis data yang menganalisis serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu tetap. Periode waktu dari deret waktu dapat berupa tahunan, mingguan, bulanan, semester, kuartal dan lain-lain. Prediksi dengan *time series* bertujuan untuk mendapatkan petunjuk lebih awal mengenai kondisi dan kejadian masa depan dengan harapan dapat merespon kejadian tersebut dengan tepat (Wei, 2006).

Setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel random  $Z_t$  yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu  $t_i$  dengan  $i=1,...,n$ . Penulisan data deret waktu adalah  $(Z_{t1}, Z_{t2}, ..., Z_m)$ . Dalam analisis deret waktu dengan model ARIMA beberapa hal penting yang perlu diperhatikan antara lain kestasioneran data, fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF).

#### 2.1.1 Kestasioneran Data

Kestasioneran suatu data diperlukan sebagai asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis *time series*. Stasioner *time series* adalah keadaan dimana data berfluktuasi di sekitaran nilai rata-rata dan varians yang konstan (Wei, 2006).

##### a. Stasioner dalam varians

Data dikatakan stasioner dalam varians jika memenuhi persamaan berikut :

$$Var(Z_t) = Var(Z_{t+k}) = \sigma^2 \quad (2.1)$$

bila kondisi stasioner dalam varians tidak terpenuhi maka perlu dilakukan transformasi untuk menstabilkan varians. Secara umum, transformasi pangkat (*power*

*transformation*) dapat dilakukan dengan persamaan sabagai berikut :

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln(Z_t) & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Tabel 2.1 menunjukkan nilai  $\lambda$  yang sering digunakan dan nilai transformasi Box-Cox

**Tabel 2.1** Tabel Transformasi Box-Cox

$\lambda$ (lambda)	Transformasi
-1,0	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0,0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1,0	$Z_t$ (Tidak ditransformasi)

#### b. Stasioner dalam *mean*

Data dikatakan stasioner dalam *mean* apabila plot data berfluktuasi di sekitar garis sejajar dengan sumbu waktu ke- $t$  atau di sekitar suatu nilai *mean* yang konstan

$$E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu \quad (2.4)$$

apabila data deret waktu tidak stasioner dalam *mean* maka data tersebut dapat dibuat stasioner dengan cara melakukan *differencing*. Secara umum proses *differencing* pada orde ke- $d$  dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$W_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.5)$$

#### 2.1.2 Autocorrelation Function (ACF)

ACF merupakan suatu hubungan linier pada data *time series* antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  yang dipisahkan dengan waktu lag  $k$ . ACF dapat digunakan untuk mengidentifikasi model data *time series* dan melihat kestasioneran data dalam *mean*. Persamaan kovarians antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  adalah sebagai berikut :



$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu) \quad (2.6)$$

dimana  $\gamma_k$  disebut fungsi autokovarians dan  $\rho_k$  disebut dengan fungsi autokorelasi (ACF) dalam analisis *time series*, yang menjelaskan kovarians dan korelasi antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$  dari proses yang sama dan hanya terpisah oleh lag waktu ke- $k$  dalam populasi (Wei, 2006). Fungsi korelasi antara  $Z_k$  dan  $Z_{t+k}$  adalah sebagai berikut :

$$\hat{\rho}_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.7)$$

dimana :

$$\gamma_0 = \text{var}(Z_t) = \text{var}(Z_{t+k})$$

$\gamma_k$  = fungsi autokovarians

Sedangkan perhitungan terhadap autokorelasi berdasarkan sampel pengambilan data, maka dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.8)$$

### 2.1.3 Partial Autocorrelation Function (PACF)

PACF berfungsi untuk mengukur tingkat keeratan hubungan antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  setelah dependensi antar variabel  $Z_{t+1}$ ,  $Z_{t+2}$ , ...,  $Z_{t+k}$  dihilangkan (Cryer & Chan, 2008). Sampel PACF dinotasikan dengan  $\hat{\phi}_{kk}$  dengan perhitungan untuk indeks yang sama adalah sebagai berikut :

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{\hat{\rho}_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \hat{\rho}_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.9)$$

Sedangkan perhitungan untuk indeks yang berbeda dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\hat{\phi}_{k,j} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk} \hat{\phi}_{k-1,k-j} \quad (2.10)$$

untuk  $j = 1, 2, \dots, k$  dengan nilai  $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$

Keterangan :

$\hat{\phi}_{k+1,j}$  = Fungsi autokorelasi parsial pada lag ke  $k+1$  dengan  $j$

$\hat{\phi}_{k+1,k+1}$  = Fungsi autokorelasi parsial pada lag ke  $k+1$  dengan  $k+1$

$\hat{\rho}_{k+1}$  = Fungsi autokorelasi pada lag  $k+1$

## 2.2 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) Box-Jenkins merupakan penggabungan antara model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) serta proses *differencing* orde  $d$  terhadap data *time series* (Wei, 2006). Tahapan pemodelan model ARIMA secara umum adalah sebagai berikut :

### 2.2.1 Identifikasi

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat plot *time series*, plot ACF dan PACF sebagai acuan penentuan orde  $p$  dan  $q$  dari model ARIMA non-musiman serta  $P$  dan  $Q$  dari model ARIMA musiman.

#### a. Model ARIMA Non-musiman

Model ARIMA merupakan gabungan antara model *Autoregressive*  $AR(p)$  dan *Moving Average*  $MA(q)$  dengan *differencing* orde  $d$  (Wei, 2006). Berikut ini bentuk persamaan untuk model ARIMA :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.11)$$

dimana :

- $p$  = orde *Autoregressive* (AR) non musiman
- $q$  = orde *Moving Average* (MA) non musiman
- $\phi_p(B)$  =  $1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$
- $\theta_q(B)$  =  $1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$
- $(1 - B)^d$  = *differencing* non musiman dengan orde  $d$
- $a_t$  = residual yang sudah memenuhi asumsi *white noise*.

Secara teoritis, bentuk-bentuk ACF dan PACF model ARIMA non musiman ditunjukkan pada Tabel 2.2 (Wei, 2006).

**Tabel 2.2** Bentuk ACF dan PACF Identifikasi Model ARIMA Non-Musiman

Model	Pola ACF	Pola PACF
AR( $p$ )	Turun cepat secara eksponensial	Terputus ( <i>cut off</i> ) setelah lag ke- $p$
MA( $q$ )	Terputus ( <i>cut off</i> ) setelah lag ke- $q$	Turun cepat secara eksponensial
ARMA( $p, q$ )	Turun cepat secara eksponensial menuju nol setelah lag ( $q-p$ )	Turun cepat secara eksponensial menuju nol setelah lag ( $p-q$ )

### b. Model ARIMA Musiman

Model ARIMA musiman dengan periode musiman  $S$  dinotasikan dengan ARIMA ( $P, D, Q$ ) <sup>$S$</sup>  (Wei, 2006). Berikut ini bentuk persamaan untuk model ARIMA musiman.

$$\Phi_P(B^S)(1-B^S)^D Z_t = \Theta_Q(B^S)a_t \quad (2.12)$$

Dimana :

$P$  = orde *Autoregressive* (AR) musiman

$Q$  = orde *Moving Average* (MA) musiman

$$\Phi_P(B^S) = 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS}$$

$$\Theta_Q(B^S) = 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}$$

$(1-B)^D$  = *differencing* non musiman dengan orde  $D$

$a_t$  = residual yang sudah memenuhi asumsi *white noise*.

Apabila terdapat efek non-musiman dan musiman, maka model yang terbentuk adalah multiplikatif ARIMA ( $p, d, q$ )( $P, D, Q$ ) <sup>$S$</sup> . Secara matematis ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut :

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \quad (2.13)$$

### 2.2.2 Estimasi Parameter

Dalam menaksir parameter model ARIMA, ada beberapa metode yang dapat dilakukan, yaitu metode *moment*, metode *conditional least square*, metode *maximum likelihood*, dan

metode *nonlinear estimation*. Salah satu metode penaksiran parameter yang sering digunakan adalah *conditional least square* (CLS). Metode ini bekerja dengan membuat *error* yang tidak diketahui sama dengan nol dan meminimumkan jumlah kuadrat *error* (SSE)(Cryer & Chan, 2008). Misalkan diterapkan pada model AR(1) dan dinyatakan sebagai berikut :

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \quad (2.14)$$

Dengan fungsi *sum of square* sebagai berikut :

$$S(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.15)$$

Dimana  $\hat{\mu} = \bar{Z}$  maka untuk meminimumkan *sum square error*  $S(\phi, \mu)$  diturunkan terhadap  $\phi$  dan didapatkan persamaan sebagai berikut :

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})} \quad (2.16)$$

Selanjutnya, misal untuk model MA(1) sebagai berikut :

$$Z_t = a_t - \theta a_{t-1} \quad (2.17)$$

Untuk mempermudah mengestimasi  $\phi$  maka model MA(1) dibawa ke model AR dengan order tak hingga

$$Z_t = -\theta Z_{t-1} - \theta^2 Z_{t-1} - \dots - a_t \quad (2.18)$$

Sehingga,  $\phi$  dapat diestimasi menggunakan metode *conditional least squares* dengan meminimumkan persamaan sebagai berikut :

$$s(\theta) = \sum_{t=2}^n (Z_t + \theta Z_{t-1} + \theta^2 Z_{t-1} + \dots)^2 \quad (2.19)$$

Selanjutnya, misal untuk model ARMA(1,1) sebagai berikut :

$$Z_t = \phi Z_{t-1} - \theta a_{t-1} + a_t \quad (2.20)$$

Persamaan (2.18) dapat diubah menjadi persamaan berikut :

$$a_t = Z_t - \phi Z_{t-1} + \theta a_{t-1} \quad (2.21)$$

Sehingga

$$S(\phi, \theta) = \sum_{t=2}^n a_t^2 \quad (2.22)$$

Setelah parameter didapatkan maka dilakukan pengujian signifikansi parameter. Misalkan  $\beta_m$  adalah notasi parameter  $\phi_m$  dan  $\theta_m$ , dimana  $m = 1, 2, 3, \dots, c$ . Maka pengujian signifikansi parameter dapat dinyatakan sebagai berikut:

Hipotesis :

$H_0 : \beta_m = 0$  (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \beta_m \neq 0$  (parameter signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_m}{se(\hat{\beta}_m)} \quad (2.23)$$

Daerah kritis : Tolak  $H_0$  jika  $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2, n-c}$  dimana  $n$  adalah jumlah pengamatan dan  $c$  adalah jumlah parameter yang diestimasi.

### 2.2.3 Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik pada residual meliputi uji asumsi *white noise*. Residual bersifat *white noise* apabila residual yang diperoleh saling independen atau tidak terdapat korelasi deret residual, atau residual bersifat homogen serta berdistribusi normal.

#### 1. Asumsi *White Noise*

Pemeriksaan asumsi *white noise* dapat dilihat dari plot ACF. Dapat dikatakan telah memenuhi asumsi apabila pada plot ACF tidak terdapat lag yang melewati batas signifikan. Namun, apabila belum memenuhi asumsi *white noise*, maka pada lag berapa terdapat koefisien ACF yang keluar dari batas signifikansi digunakan sebagai variabel independen. Apabila untuk pengujian *white noise* terhadap residual yang saling independen dapat dilakukan secara serentak dengan menggunakan uji Ljung-Box (Wei, 2006). Adapun hipotesis untuk pengujian ini adalah sebagai berikut :

Hipotesis :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$$

$H_1$  : minimal ada satu nilai  $\rho_k \neq 0$  untuk  $k = 1, 2, \dots, K$

Statistik uji:

$$Q^* = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_{a_t}^2}{n-k} \quad (2.24)$$

Dimana :

$Q^*$  = statistik uji Ljung-Box

$\hat{\rho}_{a_t}$  = autokorelasi residual pada lag ke- $k$

$n$  = banyaknya pengamatan

Daerah kritis : Tolak  $H_0$ , jika  $Q^* > \chi_{\alpha, df=K-p-q}^2$  dimana  $p$  dan  $q$  masing-masing menyatakan orde AR dan MA dalam model.

## 2. Asumsi Distribusi Normal

Pengujian yang digunakan untuk menguji apakah residual berdistribusi normal adalah dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Hipotesis pengujian ini adalah sebagai berikut :

Hipotesis :

$H_0 : F(a_t) = F_0(a_t)$  (Residual data berdistribusi normal)

$H_1 : F(a_t) \neq F_0(a_t)$  (Residual data tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

$$D = \sup_x |S(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.25)$$

dimana :

$S(a_t)$  = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel

$F_0(a_t)$  = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

$F(a_t)$  = fungsi peluang kumulatif distribusi dari data sampel

Sup = nilai *supremum* atau nilai maksimum dari  $|S(a_t) - F_0(a_t)|$

Daerah penolakan : Tolak  $H_0$ , jika nilai  $D > D_{(1-\alpha), n}$  dengan  $n$  adalah banyaknya pengamatan

## 2.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan apabila terdapat lebih dari satu model deret waktu yang layak dipakai. Berdasarkan

kriteria out sampel, pemilihan model dapat dilakukan dengan kriteria *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) (Wei, 2006). MAPE digunakan untuk mengetahui rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil peramalan. Pemilihan model terbaik melalui pendekatan *outsample* menggunakan kriteria MAPE, dengan rumus sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right| \times 100\% \quad (2.27)$$

Sedangkan RMSE digunakan untuk mengetahui akar kesalahan rata-rata kuadrat dari tiap model yang layak. Hal ini karena nilai error dari RMSE kecil, karena nilai errornya dikuadratkan. RMSE juga memiliki skala pengukuran yang sama dengan data aktual. RMSE ini juga merupakan kriteria pemilihan model terbaik melalui pendekatan *outsample*, dengan rumus sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2} \quad (2.26)$$

dimana :

$n$  = banyaknya data *out sample*

$Z_t$  = nilai *out sample* ke- $t$

$\hat{Z}_t$  = nilai ramalan *out sample*

Model yang paling baik adalah model yang memiliki nilai MAPE dan RMSE yang terkecil karena nilai dugaan atau ramalan mendekati nilai aktual atau sesungguhnya.

## 2.4 Cabai

Salah satu komoditas holtikultura potensial untuk dikembangkan adalah komoditas cabai. Beberapa alasan penting pengembangan komoditas cabai adalah sebagai berikut :

1. Komoditas bernilai ekonomi tinggi
2. Fenomena *value ladder* gejala pergeseran permintaan konsumen dari komoditas bernilai rendah ke arah komoditas bernilai ekonomi tinggi (holtikultura)

3. Komoditas unggulan nasional dan daerah
4. Menduduki posisi penting dalam menu pangan, walaupun diperlukannya dalam jumlah kecil (4 kg/kapita/tahun) namun setiap hari dikonsumsi oleh hampir seluruh penduduk Indonesia
5. Konsumsi cabai oleh rumah tangga dalam bentuk cabai segar (80%), dan untuk industri pengolahan (20%)
6. Gejolak harga cabai memiliki pengaruh yang cukup nyata terhadap inflasi
7. Memiliki beragam tujuan pasar, baik untuk pasar tradisional, pasar modern (supermarket), maupun untuk industri pengolahan

Cabai mendapat perhatian karena harga berfluktuasi cukup besar dan bahkan mempengaruhi inflasi. Lonjakan harga cabai yang selalu terjadi hampir setiap tahun, hingga kini belum ada solusi komprehensif dari pemerintah. Dalam aspek harga, pembentukan harga cabai dapat dilihat dalam beberapa aspek, diantaranya adalah harga cabai ditentukan oleh sisi pasokan/suplai dan permintaan/kebutuhan, pada saat pasokan kurang dari permintaan maka harga meningkat cepat, sebaliknya pada saat pasokan lebih besar dari permintaan maka harga anjlok, permintaan/kebutuhan cenderung fluktuatif setiap waktu, hanya pada waktu-waktu tertentu yaitu pada hari raya/hari besar keagamaan permintaan meningkat sekitar 10-20 persen, sementara pasokan bersifat musiman, penanaman cabai bersamaan (Saptana, Agustin, & Rozi, 2012).



### **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**



## BAB III METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini adalah data sekunder, yaitu data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur yang diperoleh dari Dinas Perdagangan Provinsi Jawa Timur. Sedangkan untuk data produksi cabai rawit diperoleh dari Dinas Ketahanan Pangan dan Pertanian Provinsi Jawa Timur dalam periode bulanan mulai bulan Januari tahun 2012 hingga Desember tahun 2016. Untuk data *in sampel* akan diambil dari tahun 2012 hingga 2015 sedangkan data *out sampel* diambil pada tahun 2016.

### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan adalah harga cabai rawit dalam satuan rupiah/kilogram, dan pada variabel produksi cabai rawit dengan satuan kuintal.

### 3.3 Struktur Data

Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

**Tabel 3.1** Struktur Data

Tahun	Bulan	Harga Cabai Rawit (Rupiah/Kg) (X)	Produksi Cabai Rawit (Kuintal) (Y)
2012	Januari	$X_1$	$Y_1$
	Februari	$X_2$	$Y_2$
	.	.	.
	Desember	$X_{12}$	$Y_{12}$
2013	Januari	$X_{13}$	$Y_{13}$
	Februari	$X_{14}$	$Y_{14}$
	.	.	.

**Tabel 3.1** Struktur Data (lanjutan)

	.	.	.
	Desember	$X_{24}$	$Y_{24}$
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
2016	Januari	$X_{49}$	$Y_{49}$
	Februari	$X_{50}$	$Y_{50}$
	.	.	.
	.	.	.
	.	.	.
	Desember	$X_{60}$	$Y_{60}$

### 3.4 Metode Analisis

Metode analisis peramalan harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur digunakan untuk menjawab tujuan dari penelitian ini, dengan langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut :

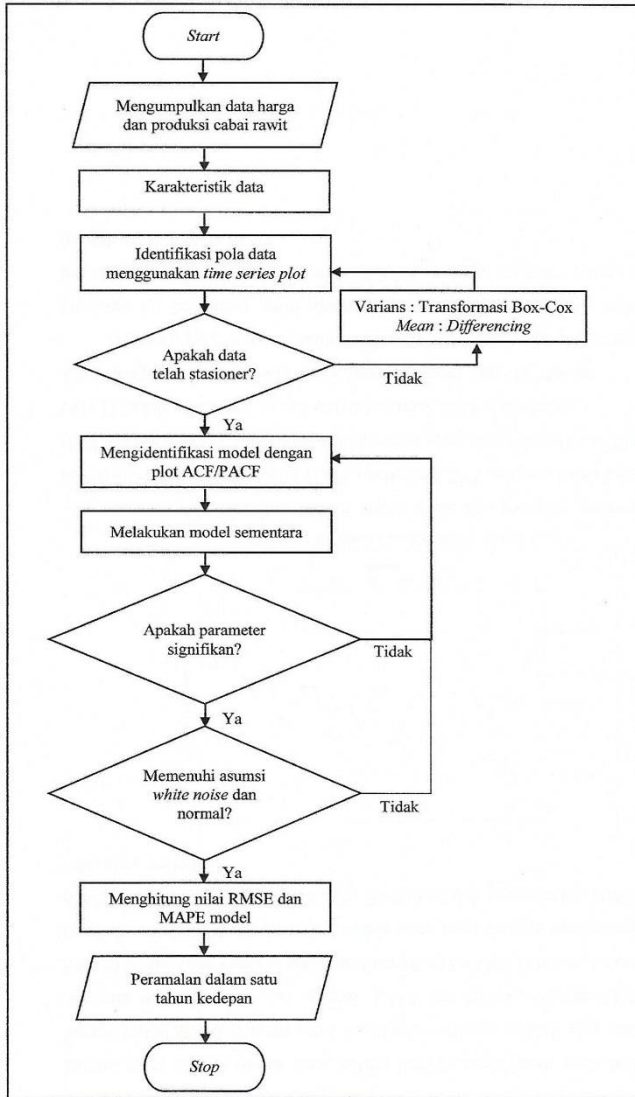
1. Mengidentifikasi karakteristik data harga dan produksi cabai rawit dengan analisis statistika deskriptif
2. Membagi data menjadi dua bagian, yaitu *in sample* dan *out sample*.
3. Melakukan identifikasi pola data dengan *time series* plot pada data *in sample* untuk melihat apakah data sudah stasioner dalam varians dan *mean* atau tidak.
4. Pada *time series* plot, apabila data tidak stasioner dalam *variens* maka data dilakukan transformasi *Box-Cox* dan jika tidak stasioner dalam *mean* maka dilakukan *differencing*.
5. Melakukan identifikasi model dengan pembuatan plot ACF dan PACF.
6. Menentukan model sementara yang telah dilihat melalui plot ACF dan PACF.
7. Melakukan estimasi parameter model dan uji signifikan parameter yang digunakan untuk mengetahui apakah parameter model sudah signifikan atau tidak. Apabila parameter tersebut telah signifikan maka dapat dilanjutkan

ke langkah selanjutnya namun apabila parameter tidak signifikan maka membuat model baru.

8. Melakukan pemeriksaan diagnosa pada residual yang meliputi uji asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan ini dilakukan untuk mengetahui apakah residual data telah memenuhi asumsi atau tidak.
9. Apabila residual pada model yang terbentuk tidak memenuhi asumsi *white noise* dan tidak berdistribusi normal, maka dilakukan pendeteksian *outlier* pada model.
10. Apabila terdapat pendugaan adanya *outlier*, langkah 7 dan 8 dapat dilakukan kembali.
11. Melakukan pemilihan model terbaik dengan menghitung nilai RMSE dan MAPE pada data *out sampled* dan dipilih nilai yang paling kecil.
12. Melakukan peramalan dengan metode ARIMA setelah terpilih model terbaik dalam satu tahun kedepan.

### 3.5 Diagram Alir

Diagram alir yang menggambarkan langkah penelitian ini adalah sebagai berikut :



**Gambar 3.1** Diagram Alir

## **BAB IV**

## **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**



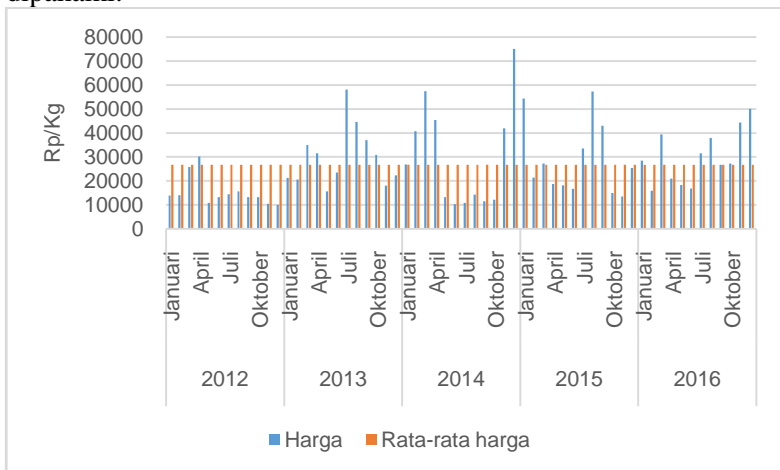


## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

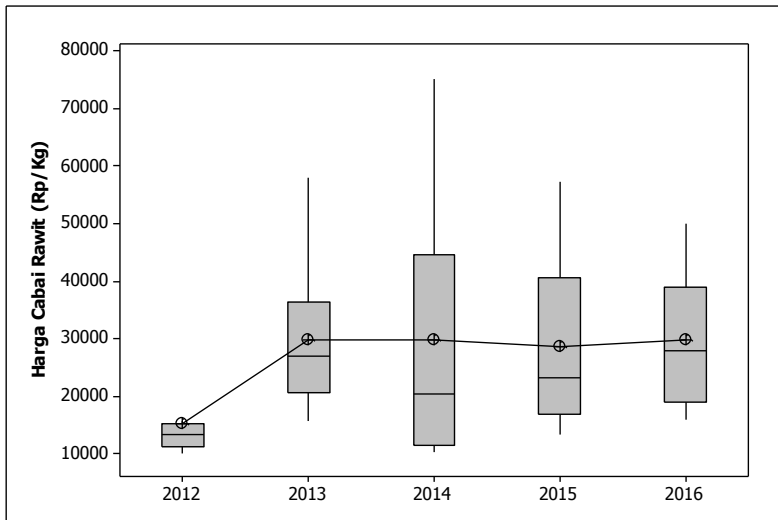
#### **4.1 Karakteristik Harga dan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur**

Karakteristik variabel harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur dapat diketahui melalui analisis statistika deskriptif sehingga dapat diperoleh informasi yang mudah dipahami.



**Gambar 4.1** Perkembangan Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016

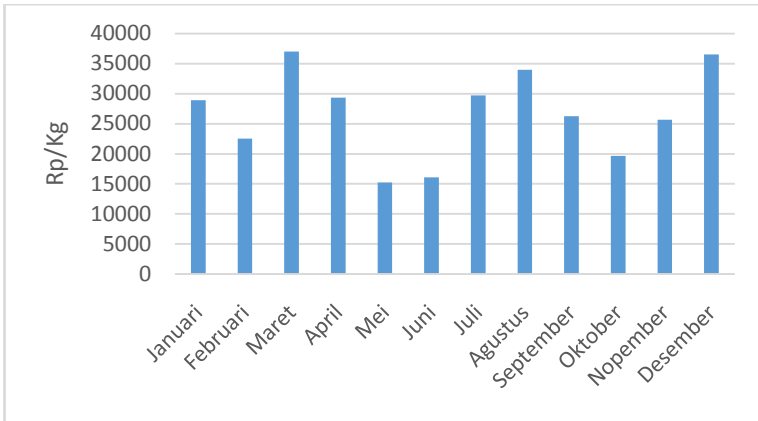
Perkembangan harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur sangat berfluktuasi. Fluktuasi harga ini terjadi hampir setiap tahun. Hal ini disebabkan karena adanya faktor-faktor penyebabnya, seperti faktor produksi, faktor hujan, biaya produksi dan panjangnya saluran distribusi (Indarti, 2015). Lonjakan harga cabai rawit yang paling tinggi terjadi pada bulan Januari 2015 sebesar Rp. 75.115,00/Kg. Untuk sebaran data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur selama tahun 2012 hingga 2016 dapat dilihat pada Gambar 4.2.



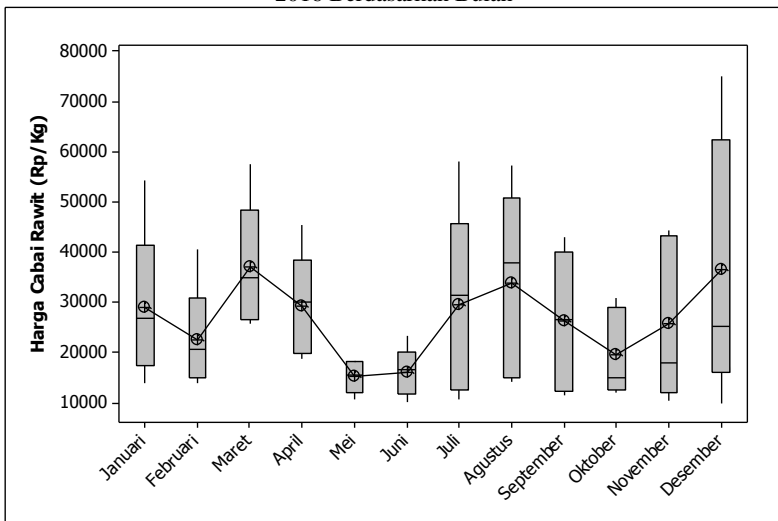
**Gambar 4.2** Box Plot Harga Cabai Rawit Per Tahun

Gambar 4.2 menjelaskan bahwa pada tahun 2012, harga cabai rawit masih terbilang lebih murah dengan rentang harga antara 11.000-15.000 rupiah/kg, apabila dibandingkan dengan tahun-tahun selanjutnya. Setelah itu, pada tahun 2013 hingga 2016 rata-rata harga cabai rawit setiap tahunnya cenderung konstan, yakni mengalami kenaikan dan penurunan yang tidak jauh berbeda. Variasi harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2014 cukup besar, hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.1, pada tahun 2014 bulan Januari hingga Maret harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur mengalami peningkatan dan pada bulan April harga cabai rawit mulai turun menjadi 45.402 rupiah/kg. Namun pada bulan Mei terjadi penurunan yang sangat jauh apabila dibandingkan dengan bulan April, yakni sebesar 13.210 rupiah/kg. Hal ini yang menjadi penyebab variasi harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2014 tinggi.

Selama tahun 2012 hingga 2016 harga tertinggi cabai rawit terjadi sekitar bulan Maret dan Desember. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.3.



**Gambar 4.3** Rata-rata Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016 Berdasarkan Bulan

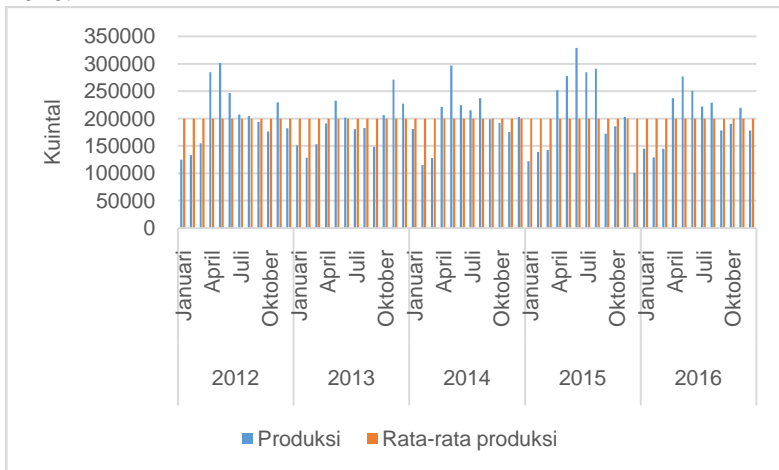


**Gambar 4.4** Box Plot Harga Cabai Rawit Per Bulan

Rata-rata harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur tiap bulannya cenderung berfluktuasi. Variasi harga cabai rawit pada bulan Juli, Agustus dan Desember lebih besar dibandingkan dengan bulan-bulan lainnya. Sedangkan pada bulan Mei dan Juni, variasi harga cabai rawit lebih kecil. Pada bulan Desember harga

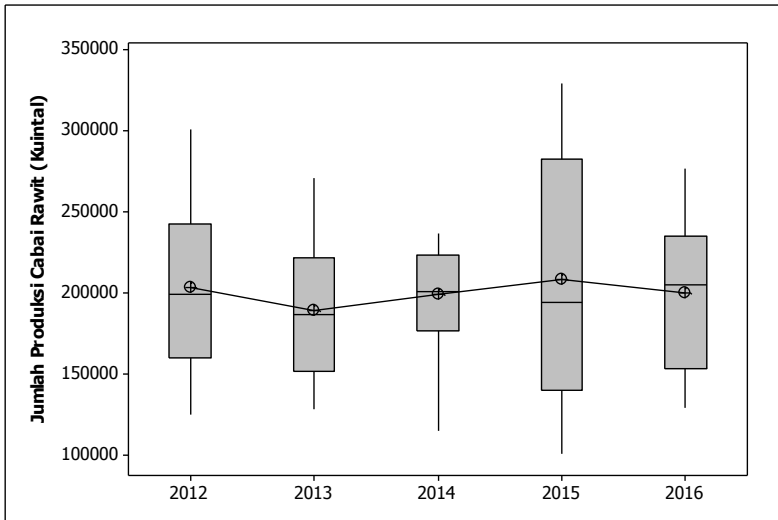
cabai rawit berkisar antara 16.000-62.000 rupiah/kg dengan rata-rata sekitar 36.000 rupiah/kg. Sedangkan pada bulan Maret harga cabai rawit berkisar antara 26.000-48.000 rupiah/kg dengan rata-rata sekitar 37.000 rupiah/kg.

Naik turunnya harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur selama tahun 2012 hingga 2016 dipengaruhi juga oleh jumlah produksi. Gambar 4.5 menjelaskan mengenai perkembangan jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur tahun 2012-2016.



**Gambar 4.5** Perkembangan Jumlah Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016

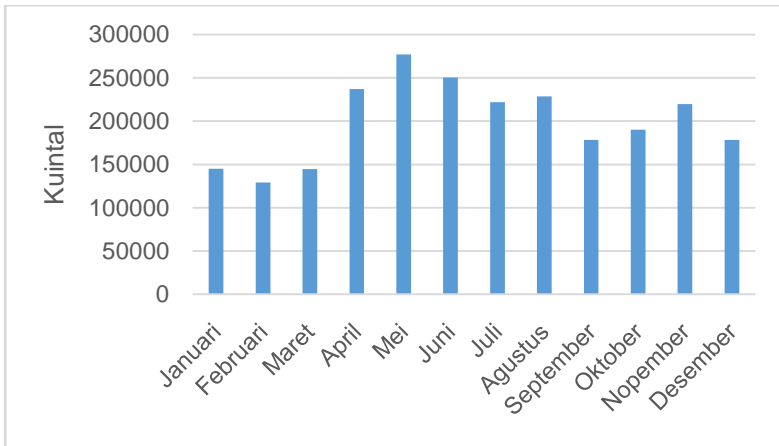
Produksi bulanan cabai rawit di Provinsi Jawa Timur selama empat tahun terakhir (2012-2016) cenderung fluktuatif. Pada tahun 2012 panen cabai rawit tertinggi terjadi sekitar bulan Mei. Tahun 2013 panen puncak cabai rawit terjadi di bulan November (271347 kuintal), sedangkan panen cabai rawit paling besar terjadi pada bulan Juni 2015 sebesar 329111 kuintal. Untuk sebaran data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur selama tahun 2012 hingga 2016 dapat dilihat pada Gambar 4.6.



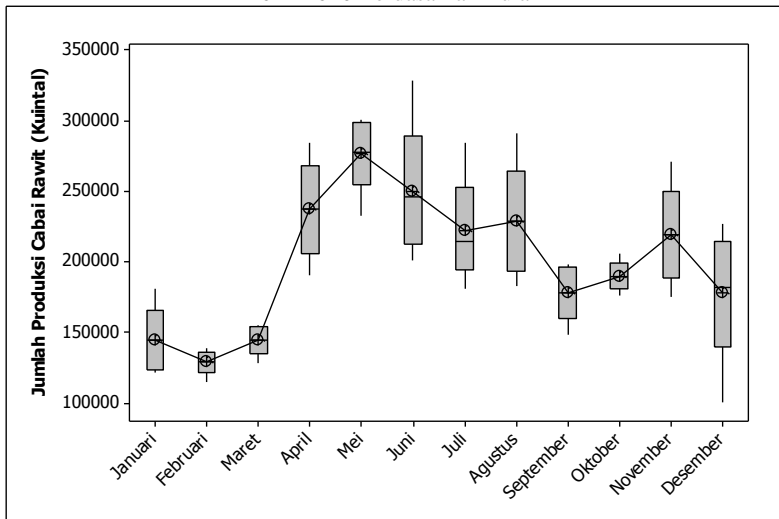
**Gambar 4.6** Box Plot Produksi Cabai Rawit Per Tahun

Gambar 4.6 menjelaskan bahwa rata-rata produksi cabai rawit setiap tahunnya selama tahun 2012 hingga 2016 cenderung konstan, yakni mengalami kenaikan dan penurunan yang tidak jauh berbeda. Pada tahun 2013, rata-rata jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur mengalami penurunan dengan jumlah produksi sebanyak 189.572 kuintal selanjutnya pada tahun 2014 rata-rata jumlah produksi mengalami kenaikan dengan jumlah produksi sebanyak 199.017 kuintal dan tahun 2015 rata-rata jumlah produksinya sebanyak 208.339 kuintal. Serta tahun 2016 mengalami penurunan dengan rata-rata jumlah produksi sebanyak 200.074 kuintal. Variasi jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2015 cukup besar dengan rentang jumlah produksi antara 140.000-282.000 kuintal serta rata-rata jumlah produksi sebesar 208.339 kuintal.

Selama tahun 2012 hingga 2016, rata-rata puncak panen cabai rawit terjadi sekitar bulan Mei. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.7 dibawah ini.



**Gambar 4.7**Rata-rata Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2012-2016 Berdasarkan Bulan



**Gambar 4.8**Box Plot Produksi Cabai Rawit Per Bulan

Rata-rata produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur tiap bulannya cenderung berfluktuasi. Rata-rata jumlah produksi pada bulan April mengalami kenaikan yang sangat tinggi, dimana pada bulan Maret jumlah rata-rata produksi sebanyak 144.753 kuintal

dan pada bulan April sebanyak 237.282 kuintal. Variasi jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur cenderung lebih kecil dibandingkan dengan variasi harga cabai rawit tiap bulannya.

## 4.2 Hasil Ramalan Harga dan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

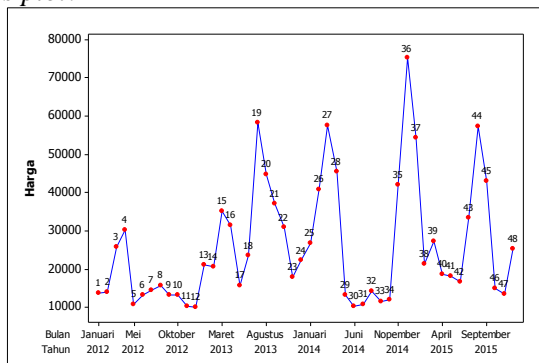
Model yang digunakan untuk meramalkan data harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur adalah menggunakan model ARIMA. Model ARIMA dilakukan melalui 5 tahap, yaitu tahap identifikasi model, pendugaan parameter model, pengujian asumsi model, pemilihan model terbaik dan terakhir adalah tahap peramalan. Data yang digunakan sebanyak 48 data untuk membuat model dan 12 data untuk validasi model.

### 4.2.1 Peramalan Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

Sebelum melakukan peramalan harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur selama 1 tahun ke depan, terlebih dahulu dilakukan identifikasi model. Model ARIMA hanya dapat diterapkan untuk data yang telah stasioner. Berikut tahapan dalam meramalkan harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur.

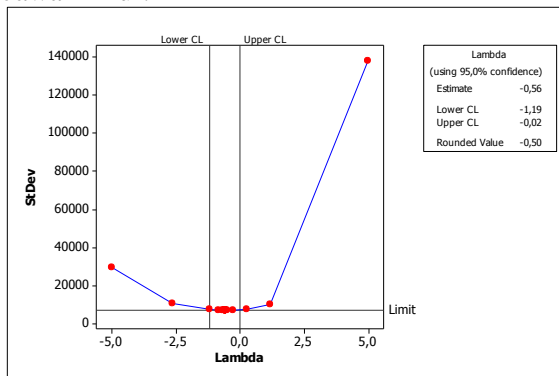
#### a. Identifikasi Model

Langkah awal yang dilakukan adalah melihat pola data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur dengan menggunakan *time series plot*.



Gambar 4.9 Plot *Time Series* Data Harga Cabai Rawit Provinsi Jawa Timur

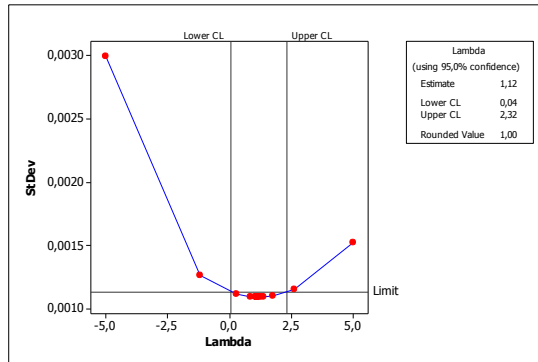
Gambar 4.9 dapat dilihat bahwa plot data memiliki pola yang berfluktuatif, hal ini mengindikasikan bahwa data telah stasioner dalam *mean* namun belum stasioner dalam *varians*. Ini dapat diketahui dengan menggunakan plot Box-Cox yang ditampilkan pada Gambar 4.10. Hal ini dapat dibuktikan dari nilai *rounded value* sebesar -0,5 yang kurang dari 1 serta *lower CL* dan *upper CL* yang tidak melewati angka 1, sehingga data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur belum stasioner dalam *varians*. Maka akan dilakukan transformasi pada data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur.



**Gambar 4.10** Plot Box-Cox Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

Agar data harga cabai rawit stasioner dalam *varians*, maka akan dilakukan transformasi pada data tersebut. Berdasarkan nilai *rounded value* sebesar -0,5 maka pada tabel 2.1 persamaan transformasi yang digunakan adalah  $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$ . Hasil dari transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.11 dibawah ini.

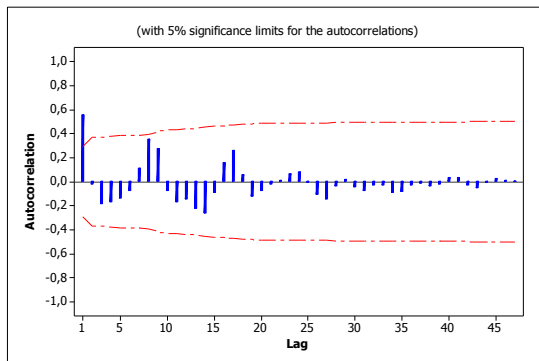




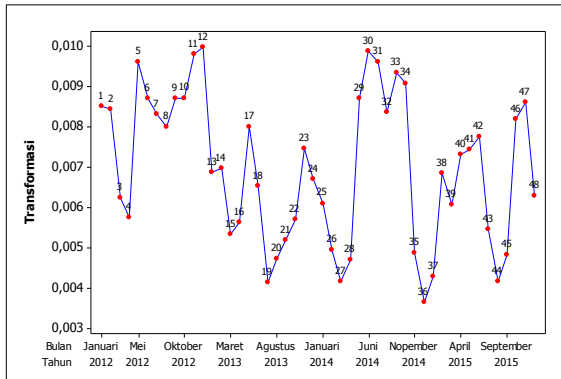
**Gambar 4.11** Hasil Transformasi Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

Gambar 4.11 dapat diketahui bahwa hasil transformasi pada data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur memperoleh nilai rounded value sebesar 1,00 serta *lower CL* dan *upper CL* yang telah melewati angka 1, sehingga data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur telah stasioner dalam varians.

Pada stasioneritas data dalam *mean*, dihasilkan bahwa data telah stasioner dalam *mean* karena pola data dari plot ACF pada Gambar 4.12 adalah *cut off* pada lag 1 dan tidak berpola turun lambat.

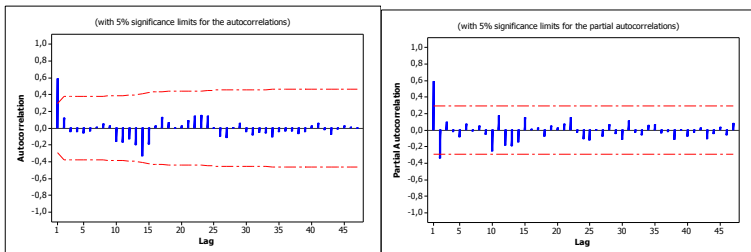


**Gambar 4.12** Plot ACF Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur



**Gambar 4.13**Plot *Time Series* Hasil Transformasi Harga Cabai Rawit

Pada plot *time series* mengindikasikan bahwa plot data telah menyebar secara acak dan berfluktuatif diantara nilai *mean*. Sehingga dapat dikatakan bahwa data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur telah stasioner dalam *mean* dan *varians*. Selanjutnya dilakukan identifikasi model ARIMA melalui plot ACF dan PACF.



**Gambar 4.14**Plot ACF dan PACF Data Transformasi Harga Cabai Rawit

Gambar 4.14 menggambarkan bahwa plot ACF dan PACF diatas membentuk pola *cut off*. Untuk plot ACF membentuk pola *cut off after lag 1*, sedangkan untuk plot PACF membentuk pola *cut off after lag 2*. Dugaan model sementara ditentukan melalui lag yang keluar dari batas signifikan pada plot ACF dan PACF. Model ARIMA (0,0,1) didapatkan dari plot ACF dimana pada lag 1 keluar batas signifikan. Pada model ARIMA (1,0,0), ARIMA (2,0,0) dan ARIMA (2,0,1) didapatkan dari plot PACF yang

memiliki 2 lag yang keluar batas, yakni pada lag 1 dan 2. Sehingga dugaan model sementara pada data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur adalah ARIMA(1,0,0), ARIMA(0,0,1), ARIMA (2,0,0) dan ARIMA (2,0,1).

**b. Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter**

Setelah melakukan pendugaan model ARIMA, selanjutnya dilakukan estimasi parameter model dugaan dan uji signifikansi parameter.

Hipotesis :

$H_0$  : Parameter tidak signifikan

$H_1$  : Parameter signifikan

**Tabel 4.1** Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Harga Cabai Rawit

Model	Parameter	Estimasi	$t_{hitung}$	$t_{tabel}$	Keputusan
ARIMA (1,0,0)	$\theta_0$	0,0070537	14,04	2,684	Signifikan
	$\phi_1$	0,58905	4,93		Signifikan
ARIMA (0,0,1)	$\theta_0$	0,0069942	20,55	2,684	Signifikan
	$\theta_1$	-0,64283	-5,68		Signifikan
ARIMA (2,0,0)	$\theta_0$	0,0069777	19,26	2,687	Signifikan
	$\phi_1$	0,80114	5,66		Signifikan
	$\phi_2$	-0,35937	-2,52		Tidak signifikan
ARIMA (2,0,1)	$\theta_0$	0,0069842	18,01	2,689	Signifikan
	$\phi_1$	0,60145	1,53		Tidak signifikan
	$\phi_2$	-0,24425	-0,88		Tidak signifikan
	$\theta_1$	-0,23258	-0,59		Tidak signifikan

Hasil pengujian signifikansi parameter dari model dugaan ARIMA ditampilkan pada Tabel 4.1. Dengan taraf signifikan sebesar 1%, hasil pengujian signifikansi parameter adalah tolak  $H_0$  pada model ARIMA (1,0,0), ARIMA (0,0,1) sedangkan pada model ARIMA (2,0,0) dan ARIMA (2,0,1) adalah gagal tolak  $H_0$ , yang menunjukkan bahwa parameter model yang signifikan adalah ARIMA (1,0,0), ARIMA (0,0,1).

**c. Cek Diagnosa Residual Model**

Pada pengujian diagnosa asumsi residual model meliputi uji *white noise* dan berdistribusi normal. hasil pengujian asumsi residual *white noise* adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0$  : Residual *white noise*

$H_1$  : Residual tidak *white noise*

**Tabel 4.2** Uji Diagnosa *White Noise* Harga Cabai Rawit

Model	Uji <i>White Noise</i>			
	Lag	$\chi^2_{hit}$	db	$\chi^2_{(0,01),db}$
ARIMA (1,0,0)	6	6,71	5	15,086
	12	11,68	11	24,724
	18	22,92	17	33,408
	24	27,36	23	41,638
ARIMA (0,0,1)	6	3,89	5	15,086
	12	8,31	11	24,724
	18	17,47	17	33,408
	24	23,30	23	41,638

Hasil pengujian asumsi residual *white noise* ditampilkan pada Tabel 4.2. dengan menggunakan taraf signifikan sebesar 1%, hasil pengujian residual *white noise* untuk semua model yaitu model ARIMA (0,0,1) dan ARIMA (1,0,0) adalah gagal tolak  $H_0$ . Dan pada hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

**Tabel 4.3** Uji *Kolmogorov-Smirnov* Harga Cabai Rawit

Model	$D_{hit}$	$D_{(1-0,01;n>40)}$
ARIMA (1,0,0)	0,072296	0,176
ARIMA (0,0,1)	0,10243	

Hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal ditampilkan pada Tabel 4.3 menghasilkan keputusan gagal tolak  $H_0$  pada kedua model, karena telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal.

**d. Pemilihan Model Terbaik**

Pada pengujian signifikansi parameter dan pengujian diagnosa residual pada model, diperoleh dua model yang parameternya telah signifikan serta telah memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal. Kedua model tersebut akan dipilih model yang terbaik, dengan menggunakan kriteria pemilihan model terbaik yaitu MAPE dan RMSE.

**Tabel 4.4** Pemilihan Model Terbaik Harga

Model	MAPE (%)	RMSE
ARIMA (1,0,0)	31,911	14297,09182
ARIMA (0,0,1)	30,771	14103,53669

Model ARIMA terbaik pada data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur adalah ARIMA (0,0,1) karena memiliki nilai MAPE dan RMSE yang paling kecil. Persamaan model ARIMA (0,0,1) untuk data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur dapat ditulis sebagai berikut.

$$Z_t = 0,0069942 + a_t + 0,64283a_{t-1}$$

**e. Hasil Peramalan Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur**

Ramalan dari data harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur pada periode satu tahun mendatang yakni tahun 2017 didapatkan hasil ramalan sebagai berikut.

**Tabel 4.5** Peramalan Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017

Bulan	Batas bawah	Ramalan	Batas atas
Januari	12624,7	27777,8	97656,2
Februari	9803,0	21626,3	81632,7
Maret	9803,0	21626,3	81632,7
April	9803,0	21626,3	81632,7
Mei	9803,0	21626,3	81632,7
Juni	9803,0	21626,3	81632,7
Juli	9803,0	21626,3	81632,7

Agustus	9803,0	21626,3	81632,7
September	9803,0	21626,3	81632,7
Oktober	9803,0	21626,3	81632,7
November	9803,0	21626,3	81632,7
Desember	9803,0	21626,3	81632,7

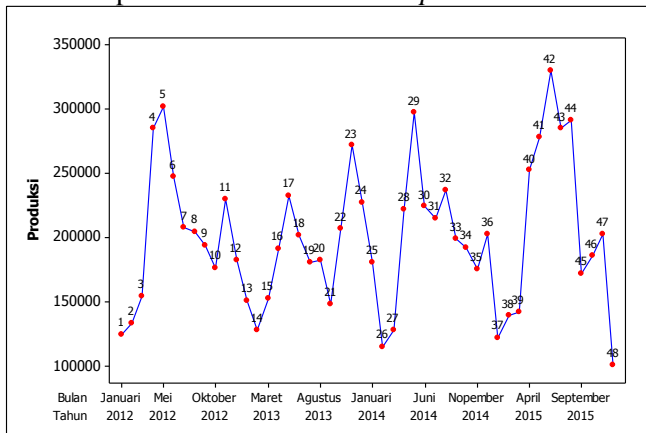
Tabel 4.5 dapat diketahui bahwa harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur untuk bulan Januari berkisar antara 12.625 hingga 27.778 rupiah/kg sedangkan untuk bulan Februari hingga Desember berkisar antara 9.803 hingga 21.627 rupiah/kg.

#### 4.2.2 Peramalan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

Setelah melakukan peramalan pada harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur, diketahui bahwa harga cabai rawit tahun 2017 mengalami penurunan yang signifikan. Terjadinya penurunan harga ini dapat dipengaruhi oleh faktor jumlah produksinya. Berikut merupakan peramalan mengenai jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur.

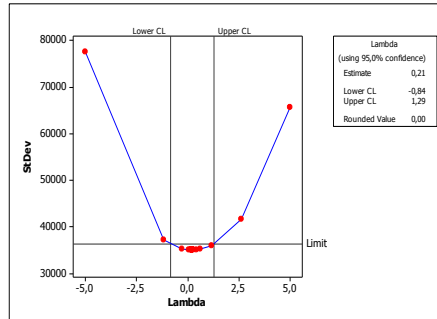
##### a. Identifikasi Model

Identikasi pola data jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur dapat dilihat dari *time series plot*.

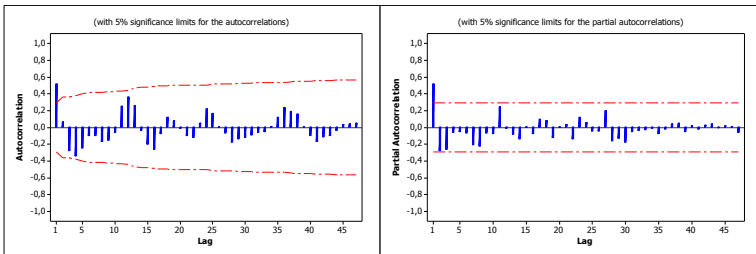


Gambar 4.15 Plot *Time Series* Data Produksi Cabai Rawit Provinsi Jawa Timur

Gambar 4.15 dapat dilihat bahwa plot data memiliki pola yang berfluktuatif, hal ini mengindikasikan bahwa data telah stasioner dalam varians dan stasioner dalam *mean*. Ini dapat diketahui dengan menggunakan Box-Cox *plot* yang ditampilkan pada Gambar 4.16. Hal ini dapat dibuktikan dari nilai *lower CL* dan *upper CL* yang dihasilkan sudah melewati 1, artinya data produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur stasioner dalam varians. Pada stasioneritas data dalam *mean* dapat dilihat dari Gambar 4.13, pada plot ACF dihasilkan bahwa data telah stasioner dalam *mean* karena pola data adalah *cut off* pada lag 1 dan tidak berpola turun lambat.



**Gambar 4.16** Plot Box-Cox Data Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur



**Gambar 4.17** Plot ACF dan PACF Data Produksi Cabai Rawit

Gambar 4.17 menggambarkan bahwa plot ACF dan PACF diatas membentuk pola *cut off*. Untuk plot ACF dan PACF membentuk pola *cut off after lag 1*. Dugaan model sementara ditentukan melalui lag yang keluar dari batas signifikan pada plot ACF dan PACF. Model ARIMA (0,0,1) dan ARIMA (1,0,1) didapatkan dari plot ACF dimana pada lag 1 keluar batas

signifikan. Pada model ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (1,0,1) didapatkan dari plot PACF dimana pada lag 1 keluar batas signifikan.. Sehingga dugaan model sementara pada data produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur adalah ARIMA (1,0,0), ARIMA (0,0,1) dan ARIMA (1,0,1).

**b. Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter**

Setelah melakukan pendugaan model ARIMA, selanjutnya dilakukan estimasi parameter model dugaan dan uji signifikansi parameter.

Hipotesis :

$H_0$  : Parameter tidak signifikan

$H_1$  : Parameter signifikan

**Tabel 4.6** Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Produksi Cabai Rawit

Model	Parameter	Estimasi	$t_{hitung}$	$t_{tabel}$	Keputusan
ARIMA (1,0,0)	$\theta_0$	193336,3	12,77	2,684	Signifikan
	$\phi_1$	0,56511	4,39		Signifikan
ARIMA (0,0,1)	$\theta_0$	197750,9	19,24	2,684	Signifikan
	$\theta_1$	-0,52346	-4,07		Signifikan
ARIMA (1,0,1)	$\theta_0$	194371,6	13,97	2,687	Signifikan
	$\phi_1$	0,38813	0,1064		Tidak signifikan
	$\theta_1$	-0,30296	0,2171		Tidak signifikan

Hasil pengujian signifikansi parameter dari model dugaan ARIMA ditampilkan pada Tabel 4.6. Dengan taraf signifikan sebesar 1%, hasil pengujian signifikansi parameter adalah tolak  $H_0$  pada model ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1) sedangkan pada model ARIMA (1,0,1) adalah gagal tolak  $H_0$ , yang menunjukkan bahwa parameter model yang signifikan adalah ARIMA (1,0,0) dan ARIMA (0,0,1).

**c. Cek Diagnosa Residual Model**

Pada pengujian diagnosa asumsi residual model meliputi uji *white noise* dan berdistribusi normal untuk data produksi cabai



rawit di Provinsi Jawa Timur. Hasil pengujian residual *white noise* pada dugaan model yang terbentuk adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0$  : Residual *white noise*

$H_1$  : Residual tidak *white noise*

**Tabel 4.7** Uji Diagnosa *White Noise* Produksi Cabai Rawit

Model	Uji <i>White Noise</i>			
	Lag	$\chi^2_{hit}$	db	$\chi^2_{(0,01),db}$
ARIMA (1,0,0)	6	8,85	5	15,086
	12	23,50	11	24,724
	18	36,46	17	33,408
	24	47,80	23	41,638
ARIMA (0,0,1)	6	10,57	5	15,086
	12	21,29	11	24,724
	18	30,48	17	33,408
	24	35,28	23	41,638

Berdasarkan Tabel 4.7 menunjukkan bahwa pada model ARIMA(0,0,1) telah memenuhi asumsi residual *white noise*. Sedangkan pada model ARIMA(1,0,0) tidak memenuhi asumsi residual *white noise*. Sedangkan hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0$  : Residual berdistribusi normal

$H_1$  : Residual tidak berdistribusi normal

**Tabel 4.8** Uji *Kolmogorov-Smirnov* Produksi Cabai Rawit

Model	$D_{hit}$	$D_{(1-0,01;n>40)}$
ARIMA (1,0,0)	0,128226	0,176
ARIMA (0,0,1)	0,099152	

Hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal ditampilkan pada Tabel 4.8. Kedua model yang terbentuk telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal. Sehingga model yang terpilih adalah model ARIMA (0,0,1), karena model tersebut

telah memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

**d. Hasil Peramalan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur**

Hasil pengujian signifikansi parameter dan pengujian diagnosa residual pada model, diperoleh satu model yang terbaik dan memenuhi asumsi residual *white noise* serta berdistribusi normal adalah model ARIMA (0,0,1), dengan nilai akurasi RMSE sebesar 41842,204 dan MAPE sebesar 18,26%. Persamaan model dapat ditulis sebagai berikut.

$$Z_t = 1977509 + a_t + 0,52346a_{t-1}$$

Ramalan dari data produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur pada periode satu tahun mendatang yakni tahun 2017 didapatkan hasil ramalan sebagai berikut.

**Tabel 4.9** Peramalan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur Tahun 2017

Bulan	Batas bawah	Ramalan	Batas atas
Januari	95360,95	183089,7	270818,39
Februari	99106,95	198694,7	298282,49
Maret	99106,95	198694,7	298282,49
April	99106,95	198694,7	298282,49
Mei	99106,95	198694,7	298282,49
Juni	99106,95	198694,7	298282,49
Juli	99106,95	198694,7	298282,49
Agustus	99106,95	198694,7	298282,49
September	99106,95	198694,7	298282,49
Oktober	99106,95	198694,7	298282,49
November	99106,95	198694,7	298282,49
Desember	99106,95	198694,7	298282,49

Tabel 4.9 dapat diketahui bahwa jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur pada bulan Januari berkisar antara 95.361 hingga 270.819 kuintal sedangkan pada bulan Februari sampai dengan bulan Desember, jumlah produksi cabai rawit berkisar antara 99.107 hingga 298.283 kuintal.

## **BAB V**

## **KESIMPULAN DAN SARAN**



## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Kesimpulan yang diperoleh dari hasil analisa data dan pembahasan adalah sebagai berikut :

1. Harga dan produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur memiliki pola fluktuatif yang naik atau turun. Selama periode 2012-2016, rata-rata harga cabai rawit tertinggi terjadi sekitar bulan Maret dan Desember, hal ini dipengaruhi oleh rata-rata produksi yang terjadi sebelumnya yaitu pada bulan Januari dan Februari, sedangkan naiknya harga pada bulan Desember dipengaruhi oleh turunnya jumlah produksi dari bulan Nopember ke Desember.
2. Model dari ramalan harga cabai rawit di Provinsi Jawa Timur adalah ARIMA (0,0,1) atau  $Z_t = 0,0069942 + a_t + 0,64283a_{t-1}$  dengan hasil ramalannya berkisar antara 9.803 sampai dengan 27.778 rupiah/kg. Model ramalan jumlah produksi cabai rawit di Provinsi Jawa Timur adalah ARIMA(0,0,1) atau  $Z_t = 1977509 + a_t + 0,52346a_{t-1}$  dengan hasil ramalan jumlah produksi cabai rawit tahun 2017 berkisar antara 95.361 hingga 270.819 kuintal.

#### **5.2 Saran**

Saran yang dapat diberikan untuk Dinas Pertanian dan Dinas Perdagangan Provinsi Jawa Timur setelah dilakukan analisis dan prediksi harga serta produksi cabai rawit adalah mengusahakan untuk menyediakan jumlah produksi cabai rawit sesuai dengan jumlah produksi yang diprediksi pada setiap bulannya dalam tahun 2017, terutama pada bulan Januari, Februari dan Maret. Sehingga harga jual cabai rawit di Provinsi Jawa Timur tidak melonjak tinggi.

*Halaman Ini Sengaja Dikosongkan*

## **DAFTAR PUSTAKA**





## DAFTAR PUSTAKA

- Agribisnis. (2015, Agustus 28). *Pedas! Jatim jadi sentra cabai rawit nasional*. Dipetik April 20, 2017, dari [kabarbisnis.com](http://kabarbisnis.com):  
<http://kabarbisnis.com/read/2860283/pedas--jatim-jadi-sentra-cabai-rawit-nasional>
- Agrotani. (2016). *Mengenal Macam-Macam Jenis Cabe*. Dipetik Januari 10, 2017, dari <http://www.agrotani.com/mengenal-macam-macam-jenis-cabe/>
- Aryasita, P. R. (2013). *Analisis Fungsi Transfer pada Harga Cabai Merah yang Dipengaruhi Oleh Curah Hujan di Surabaya*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ibrahim, M. A. (2017). *Cabai Penyumbang Utama Inflasi Jatim Pada 2016*. Antara Jatim. Dipetik April 20, 2017, dari <http://www.antarajatim.com/berita/190030/cabai-penyumbang-utama-inflasi-jatim-pada-2016>
- Indarti, D. (2015). *Outlook Cabai*. Jakarta: Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian.
- Muharlis, A. (2007). *Peramalan dan Faktor-Faktor Penentu Fluktuasi Harga Cabai Merah di Enam Kota Besar di Jawa-Bali (Kasus Pengendalian Harga Cabai Merah pada Bagian Analisis Harga, Badan Ketahanan Pangan Nasional, DEPTAN RI)*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Muliana, V. A. (2017). *8 Negara Produsen Cabai Terbesar di Dunia, RI Termasuk?* Dipetik Januari 10, 2017, dari Liputan6.com: <http://bisnis.liputan6.com/read/2819761/8-negara-produsen-cabai-terbesar-di-dunia-ri-termasuk>
- Pahlevi, R. (2016). *Abai pada Empat Hal Ini, Harga Cabai Tak Bakal Landai*. Kompas.com. Dipetik April 20, 2017, dari <http://bisniskeuangan.kompas.com/read/2016/01/11/151931726/Abai.pada.Empat.Hal.Ini.Harga.Cabai.Tak.Bakal.Landai?page=all>

- Rosyid, A. H. (2014). *Studi Komparatif Daya Saing Cabai Merah Lahan Pasir Pantai dengan Sawah di Kabupaten Bantul*. Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada.
- Santoso, I. B. (2016). Dipetik Februari 01, 2017, dari Ini 5 Penyebab Naiknya Harga Cabai di Pasaran: <http://media.iyaa.com/article/2016/03/ini-5-dampak-naiknya-harga-cabai-di-pasaran-3437128.html>
- Saptana, Agustin, N. K., & Rozi, A. M. (2012). *Kinerja Produksi dan Harga Komoditas Cabai Merah*. Litbang Pertanian: [pse.litbang.pertanian.go.id](http://pse.litbang.pertanian.go.id).
- Wei, W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. New York: Pearson Education, Inc.

**LAMPIRAN**



# LAMPIRAN

## Lampiran 1. Surat Kevalidan Data

### 1. Surat Kevalidan Data Harga Cabai Rawit

#### SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, mahasiswa Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS :

Nama : Nabilah  
NRP : 1314030095

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari Penelitian/Buku/Tugas Akhir/Thesis/Publikasi \*) yaitu

Sumber : Data sekunder mengenai harga cabai rawit  
Keterangan : Diambil di Dinas Perindustrian dan Perdagangan Provinsi Jawa Timur

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data, maka saya siap menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Mengetahui,

Pejabat Pemberi Data,



(Ferdinand Sahutata, )MM.  
Kepala Seksi Bina Usaha Distribusi dan Logistik.

Surabaya, 14-06-2017

Yang Membuat Pernyataan,

(Nabilah)

NRP. 1314030095

Mengetahui,

Dosen Pembimbing Tugas Akhir,

(Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si.)

NIP. 19660125 199002 1 001

## 2. Surat Kevalidan Data Produksi Cabai Rawit

### SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, mahasiswa Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS :

Nama : Nabilah  
NRP : 1314030095

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari Penelitian/Buku/Tugas Akhir/Thesis/Publikasi \*) yaitu

Sumber : Data sekunder mengenai produksi cabai rawit  
Keterangan : Diambil di Dinas Pertanian dan Ketahanan Pangan  
Provinsi Jawa Timur

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data, maka saya siap menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Mengetahui,

Pemberi Data



(Masrudi Bayu Nugroho Putro, S.P., M. Agr. Sc., Ph.D)

Jabatan. Kasubag Penyusunan Program dan Anggaran

Surabaya, 14-06-2017

Yang Membuat Pernyataan,

(Nabilah)

NRP. 1314030095

Mengetahui,

Dosen Pembimbing Tugas Akhir,

(Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si.)

NIP. 19660125 199002 1 001

**Lampiran 2.** Data Harga dan Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

<b>Tahun</b>	<b>Bulan</b>	<b>Harga</b>	<b>Produksi</b>
2012	Januari	13833	125218
	Februari	14057	133501
	Maret	25762	154869
	April	30226	284394
	Mei	10822	301297
	Juni	13210	246784
	Juli	14450	207562
	Agustus	15652	204394
	September	13178	194112
	Oktober	13175	176417
	Nopember	10437	229542
	Desember	10043	182314
2013	Januari	21195	151402
	Februari	20619	128291
	Maret	35053	153174
	April	31517	191011
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
2016	September	26715	178446
	Oktober	27265	190269
	Nopember	44404	219758
	Desember	50027	178226

**Lampiran 3.** Transformasi  $\frac{1}{\sqrt{Z_i}}$  Data Harga Cabai Rawit di  
Provinsi Jawa Timur

Transformasi			
2012	0,008502	2014	0,006104
2012	0,008434	2014	0,004955
2012	0,00623	2014	0,004172
2012	0,005752	2014	0,004693
2012	0,009613	2014	0,008701
2012	0,008701	2014	0,009876
2012	0,008319	2014	0,009614
2012	0,007993	2014	0,008364
2012	0,008711	2014	0,009339
2012	0,008712	2014	0,009077
2012	0,009789	2014	0,00488
2012	0,009978	2014	0,003649
2013	0,006869	2015	0,004289
2013	0,006964	2015	0,006851
2013	0,005341	2015	0,006058
2013	0,005633	2015	0,007318
2013	0,007985	2015	0,007433
2013	0,006527	2015	0,007744
2013	0,004147	2015	0,005465
2013	0,004732	2015	0,004177
2013	0,005196	2015	0,004822
2013	0,005693	2015	0,008192
2013	0,007451	2015	0,008597
2013	0,006706	2015	0,006282



## **Lampiran 4. Syntax ARIMA SAS Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur**

### **1. Model ARIMA (1,0,0)**

```
data harga;
input x;
datalines;
0.0085025
0.0084345
0.0062303
0.0057518
0.0096126
0.0087005
0.0083190
0.0079932
0.0087111
0.0087122
0.0097885
0.0099785
0.0068688
0.0069641
0.0053412
0.0056328
0.0079852
.
.
.
.
.
;
proc arima data=harga;
identify var=x(0);
estimate
p=(1) q=(0) method=cls;
forecast out=ramalan lead=12;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
run;
```

## 2. Model ARIMA (0,0,1)

```
data harga;  
input x;  
datalines;  
0.0085025  
0.0084345  
0.0062303  
0.0057518  
0.0096126  
0.0087005  
0.0083190  
0.0079932  
0.0087111  
0.0087122  
0.0097885  
0.0099785  
0.0068688  
0.0069641  
0.0053412  
0.0056328  
0.0079852  
.  
.  
.  
;  
proc arima data=harga;  
identify var=x(0);  
estimate  
p=(0) q=(1) method=cls;  
forecast out=ramalan lead=12;  
run;  
proc univariate data=ramalan normal;  
run;
```

### 3. Model ARIMA (2,0,0)

```
data harga;  
input x;  
datalines;  
0.0085025  
0.0084345  
0.0062303  
0.0057518  
0.0096126  
0.0087005  
0.0083190  
0.0079932  
0.0087111  
0.0087122  
0.0097885  
0.0099785  
0.0068688  
0.0069641  
0.0053412  
0.0056328  
0.0079852  
.  
.  
.  
;  
proc arima data=harga;  
identify var=x(0);  
estimate  
p=(1,2) q=(0) method=cls;  
forecast out=ramalan lead=12;  
run;  
proc univariate data=ramalan normal;  
run;
```

#### 4. Model ARIMA (2,0,1)

```
data harga;  
input x;  
datalines;  
0.0085025  
0.0084345  
0.0062303  
0.0057518  
0.0096126  
0.0087005  
0.0083190  
0.0079932  
0.0087111  
0.0087122  
0.0097885  
0.0099785  
0.0068688  
0.0069641  
0.0053412  
0.0056328  
0.0079852  
.  
.  
.  
;  
proc arima data=harga;  
identify var=x(0);  
estimate  
p=(1,2) q=(1) method=cls;  
forecast out=ramalan lead=12;  
run;  
proc univariate data=ramalan normal;  
run;
```

## Lampiran 5. *Output* ARIMA SAS Data Harga Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

### 1. Model ARIMA (1,0,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr >  t				Lag
MU	0.0070537		0.0005023	14.04	<.0001				0
AR1,1	0.58905		0.11956	4.93	<.0001				1
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	6.71	5	0.2434	0.202	-0.237	-0.171	0.011	-0.044	-0.019
12	11.68	11	0.3879	0.002	0.074	0.146	-0.190	-0.096	0.082
18	22.92	17	0.1518	0.006	-0.313	-0.115	0.103	0.180	0.021
24	27.36	23	0.2408	-0.100	-0.023	0.025	0.088	0.070	0.153
Tests for Normality									
Test	--Statistic---			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.989496		Pr < W	0.9416				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.072296		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.027269		Pr > W-Sq	>0.2500				
Anderson-Darling	A-Sq	0.192363		Pr > A-Sq	>0.2500				

## 2. Model ARIMA (0,0,1)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value		Approx Pr >  t		Lag	
MU	0.0069942		0.0003403	20.55		<.0001		0	
MA1,1	-0.64283		0.11321	-5.68		<.0001		1	
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.89	5	0.5649	0.163	0.124	-0.141	0.068	-0.087	0.003
12	8.31	11	0.6857	0.006	-0.001	0.124	-0.206	-0.054	-0.094
18	17.47	17	0.4229	-0.025	-0.323	-0.074	-0.005	0.131	0.024
24	23.30	23	0.4434	-0.044	0.036	0.025	0.151	0.036	0.181
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.966781		Pr < W	0.1892				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.10243		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.086901		Pr > W-Sq	0.1688				
Anderson-Darling	A-Sq	0.514024		Pr > A-Sq	0.1922				

### 3. Model ARIMA (2,0,0)

#### Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	0.0069777	0.0003624	19.26	<.0001	0
AR1,1	0.80114	0.14145	5.66	<.0001	1
AR1,2	-0.35937	0.14265	-2.52	0.0154	2

#### Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.36	4	0.8507	0.039	-0.053	0.016	0.135	-0.045	0.015
12	7.47	10	0.6808	-0.037	-0.024	0.166	-0.235	-0.109	0.023
18	15.26	16	0.5057	0.029	-0.307	-0.067	0.005	0.099	-0.008
24	19.95	22	0.5862	-0.065	0.036	0.047	0.112	0.005	0.170

#### Tests for Normality

Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.983024	Pr < W	0.7079
Kolmogorov-Smirnov	D	0.078033	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.054807	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.330219	Pr > A-Sq	>0.2500

#### 4. Model ARIMA (2,0,1)

##### Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	0.0069842	0.0003877	18.01	<.0001	0
MA1,1	-0.23258	0.39553	-0.59	0.5595	1
AR1,1	0.60145	0.39207	1.53	0.1322	1
AR1,2	-0.24425	0.27746	-0.88	0.3835	2

##### Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.95	3	0.8131	0.004	0.005	-0.035	0.104	-0.069	0.023
12	6.55	9	0.6838	-0.021	-0.032	0.175	-0.226	-0.077	-0.007
18	14.14	15	0.5149	0.031	-0.303	-0.045	-0.007	0.108	-0.001
24	19.24	21	0.5698	-0.061	0.033	0.032	0.125	-0.004	0.178

##### Tests for Normality

Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.981209	Pr < W	0.6298
Kolmogorov-Smirnov	D	0.086935	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.055793	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.348981	Pr > A-Sq	>0.2500



## **Lampiran 6. Syntax ARIMA SAS Data Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur**

### **1. Model ARIMA (1,0,0)**

```
data produksi;  
input y;  
datalines;  
125218  
133501  
154869  
284394  
301297  
246784  
.  
.  
.  
;  
proc arima data=produksi;  
identify var=y(0);  
estimate  
p=(1) q=(0) method=cls;  
forecast out=ramalan lead=12;  
run;  
proc univariate data=ramalan normal;  
run;
```

## 2. Model ARIMA (0,0,1)

```
data produksi;  
input y;  
datalines;  
125218  
133501  
154869  
284394  
301297  
246784  
207562  
204394  
194112  
176417  
229542  
182314  
151402  
128291  
153174  
191011  
232550  
201486  
180695  
182662  
148592  
.  
.  
.  
;  
proc arima data=produksi;  
identify var=y(0);  
estimate  
p=(0) q=(1) method=cls;  
forecast out=ramalan lead=12;  
run;  
proc univariate data=ramalan normal;  
run;
```

### 3. Model ARIMA (1,0,1)

```
data produksi;  
input y;  
datalines;  
125218  
133501  
154869  
284394  
301297  
246784  
207562  
204394  
194112  
176417  
229542  
182314  
151402  
128291  
153174  
191011  
232550  
201486  
180695  
182662  
148592  
.  
.  
.  
;  
proc arima data=produksi;  
identify var=y(0);  
estimate  
p=(1) q=(1) method=cls;  
forecast out=ramalan lead=12;  
run;  
proc univariate data=ramalan normal;  
run;
```

## Lampiran 7. *Output* ARIMA SAS Data Produksi Cabai Rawit di Provinsi Jawa Timur

### 1. Model ARIMA (1,0,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error		t Value		Approx Pr >  t		Lag
MU	193336.3		15143.9		12.77		<.0001		0
AR1,1	0.56511		0.12863		4.39		<.0001		1
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	8.85	5	0.1151	0.175	-0.074	-0.283	-0.172	-0.118	0.075
12	23.50	11	0.0150	-0.005	-0.151	-0.150	-0.174	0.228	0.315
18	36.46	17	0.0040	0.203	-0.090	-0.136	-0.242	-0.047	0.213
24	47.80	23	0.0018	0.086	-0.052	-0.105	-0.177	0.051	0.252
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.970237		Pr < W	0.2588				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.128228		Pr > D	0.0467				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.127768		Pr > W-Sq	0.0465				
Anderson-Darling	A-Sq	0.661077		Pr > A-Sq	0.0830				

## 2. Model ARIMA (0,0,1)

### Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MU	197750.9	10279.9	19.24	<.0001	0
MA1,1	-0.52346	0.12869	-4.07	0.0002	1

### Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	10.57	5	0.0607	0.144	0.132	-0.287	-0.147	-0.233	-0.012
12	21.29	11	0.0305	-0.088	-0.151	-0.084	-0.110	0.241	0.243
18	30.48	17	0.0231	0.210	-0.070	-0.099	-0.215	-0.063	0.130
24	35.28	23	0.0488	0.048	-0.047	-0.046	-0.118	0.067	0.159

### Tests for Normality

Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.98085	Pr < W	0.6144
Kolmogorov-Smirnov	D	0.099152	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.061148	Pr > W-Sq	>0.2500
Anderson-Darling	A-Sq	0.343935	Pr > A-Sq	>0.2500

3. Model ARIMA (1,0,1)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value		Approx Pr >  t		Lag	
MU	194371.6		13908.7	13.97		<.0001		0	
MA1,1	-0.30296		0.24199	-1.25		0.2171		1	
AR1,1	0.38813		0.23560	1.65		0.1064		1	
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.97	4	0.2015	0.034	0.037	-0.258	-0.094	-0.169	0.058
12	16.66	10	0.0823	-0.045	-0.143	-0.086	-0.163	0.226	0.242
18	25.96	16	0.0546	0.178	-0.093	-0.070	-0.209	-0.058	0.181
24	32.85	22	0.0640	0.050	-0.063	-0.055	-0.145	0.059	0.195
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.982849		Pr < W	0.7004				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.084723		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.067425		Pr > W-Sq	>0.2500				
Anderson-Darling	A-Sq	0.369382		Pr > A-Sq	>0.2500				

# **Lampiran 8.** Nilai Akurasi MAPE dan RMSE Data Harga Cabai

## **1.** Hasil MAPE dan RMSE Data *Out Sample* ARIMA (1,0,0)

Outsampil	Forecast	$\sum_{t=1}^n \left  \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right $
28489	22956,84	0,194173012
15914	21626,3	0,358927332
39442	21003,99	0,467471458
20914	20408,16	0,024163183
18299	20408,16	0,115231632
16867	20408,16	0,209924722
31576	20408,16	0,353675231
37902	20408,16	0,461552158
26715	20408,16	0,236067047
27265	20408,16	0,251477089
44404	19837,33	0,553252107
50027	19837,33	0,60346745
$\frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n \left  \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right $		0,319115202
MAPE		31,91152018

Outsampil	Forecast	$\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2$
28489	22956,84	30599785,08
15914	21626,3	32627586,02
39442	21003,99	339960184,8
20914	20408,16	255365,2154
18299	20408,16	4446528,788
16867	20408,16	12537712,66

31576	20408,16	124714092,9
37902	20408,16	306028680,6
26715	20408,16	39771144,29
27265	20408,16	47010459,29
44404	19837,33	603514534
50027	19837,33	911415941,5
$\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}$		204406834,6
RMSE		14297,09182

## 2. Hasil MAPE dan RMSE Data *Out Sample* ARIMA (0,0,1)

Outsampel	Forecast	$\sum_{t=1}^n \left  \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right $
28489	24414,0625	0,143021885
15914	20408,16327	0,28238367
39442	20408,16327	0,48257788
20914	20408,16327	0,024163183
18299	20408,16327	0,115231632
16867	20408,16327	0,209924722
31576	20408,16327	0,353675231
37902	20408,16327	0,461552158
26715	20408,16327	0,236067047
27265	20408,16327	0,251477089
44404	20408,16327	0,540396709
50027	20408,16327	0,592057024
$\frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n \left  \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right $		0,30771069
MAPE		30,77106858



Outsampil	Forecast	$\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2$
28489	24414,0625	16601435,24
15914	20408,16327	20195333,92
39442	20408,16327	362286940,8
20914	20408,16327	255365,2154
18299	20408,16327	4446528,788
16867	20408,16327	12537712,66
31576	20408,16327	124714092,9
37902	20408,16327	306028680,6
26715	20408,16327	39771144,29
27265	20408,16327	47010459,29
44404	20408,16327	575793781,7
50027	20408,16327	877275489,5
$\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}$		198909747
RMSE		14103,53669

**Lampiran 9.** Nilai Akurasi MAPE dan RMSE Data Produksi Cabai

**1.** Hasil MAPE dan RMSE Data *Out Sample* ARIMA (0,0,1)

Outsampil	Forecast	$\sum_{t=1}^n \left  \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right $
144913	148983,4	0,028090351
129062	197750,9	0,532216299
144753	197750,9	0,366131155
237282	197750,9	0,166599658
277053	197750,9	0,286235047
250398	197750,9	0,210253676

221944	197750,9	0,109005425
228781	197750,9	0,135633274
178446	197750,9	0,108181875
190269	197750,9	0,03932548
219758	197750,9	0,100141406
178226	197750,9	0,109554469
$\frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n \left  \frac{Z_t - \hat{Z}_t}{Z_t} \right $		0,182614
MAPE		18,26140095

Outsampil	Forecast	$\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2$
144913	148983,4	16570191,42
129062	197750,9	4718164983
144753	197750,9	2808830403
237282	197750,9	1562707867
277053	197750,9	6288862716
250398	197750,9	2771717138
221944	197750,9	585306087,6
228781	197750,9	962882621,1
178446	197750,9	372669511,6
190269	197750,9	55986309,76
219758	197750,9	484301446,9
178226	197750,9	381241245,2
$\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{n}$		1750770043
RMSE		41842,20409

## BIODATA PENULIS



Penulis yang memiliki nama lengkap Nabilah. Lahir di Surabaya, pada tanggal 12 Juli 1996. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara. Pendidikan yang telah ditempuh penulis adalah SD Halimah, SMP Negeri 42 Surabaya, SMK Negeri 1 Surabaya Jurusan Teknik Informatika. Setelah lulus dari SMK, penulis mengikuti seleksi dan diterima di Jurusan Statistika Program Studi Diploma III Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam ITS dengan NRP 1314030095 tahun 2014. Mulai tahun 2017 DIII Statistika berganti nama menjadi Departemen Statistika Bisnis dan masuk dalam Fakultas Vokasi. Selama masa perkuliahan, penulis aktif dalam berbagai kegiatan dikampus. Organisasi yang pernah diikuti adalah pengajar sekolah pesisir Kenjeran tahun 2015-2016. Kepanitiaan yang pernah diikuti adalah panitia PRS (Pekan Raya Statistika), panitia Gerigi 2015 dan masih banyak lagi. Penulis mendapat kesempatan melakukan kerja praktek di PT PLN (Persero) Gardu Induk Waru, Sidoarjo. Dengan terselesaikannya Tugas Akhir ini, semoga memberikan manfaat bagi pembaca. Adapun saran dan kritik yang membangun selalu penulis harapkan untuk kebaikan kedepannya. Segala saran dan kritik dapat dikirim melalui [nabilah.wisholic48@gmail.com](mailto:nabilah.wisholic48@gmail.com).